

目标跟踪的尺度参数优化研究

吴慧君¹, 李梅云¹, 杨文元²

(1.漳州职业技术学院信息工程学院, 福建 漳州 363000)
(2.闽南师范大学福建省粒计算及其应用重点实验室, 福建 漳州 363000)

[摘要] 鲁棒的尺度判别一直是视频目标跟踪领域中一个富有挑战性的问题.现有的算法在处理复杂图像序列的尺度变化问题时,跟踪速度和精度方面都还有待提升.本文构建两个相关滤波器,加入尺度变换,对目标跟踪的尺度参数进行优化,以提升跟踪速度和精度.首先,构建一维和二维相关滤波器,其中二维位置滤波器实现目标的跟踪以确定目标的位置,一维尺度滤波器对尺度变换进行初步计算得到目标的尺度.然后,组合一维和二维相关滤波器形成三维滤波器,实现最终的目标定位;最后,分析尺度因子参数的取值对跟踪中的速度、中心位置偏移、位置精度和重叠精度的影响.在 OTB-2015 数据集进行实验,获得了目标跟踪尺度参数的优化取值.

[关键词] 计算机视觉,目标跟踪,相关滤波,尺度估计,参数优化

[中图分类号] TP391.4 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2019)04-0069-08

Research of Scaling Parameter Optimization for Target Tracking

Wu Huijun¹, Li Meiyun¹, Yang Wenyuan²

(1.School of Information Engineering, Zhangzhou Institute of Technology, Zhangzhou 363000, China)
(2.Fujian Key Laboratory of Granular Computing and Application, Minnan Normal University, Zhangzhou 363000, China)

Abstract: Robust scale estimation has been a challenging problem in target tracking. In handling complex scale variation of the image sequence, existing algorithms have yet to be promoted in tracking speed and tracking precision. We build two related filters and introduce the scale transformation, and optimize the scale parameters of the target tracking, which can enhance the tracking speed and precision. First, this paper constructs a 1-dimensional correlation filter and a 2-dimensional correlation filter, and the 2-dimensional filter realizes the target tracking, determines the location of the object. The evaluation of scale transformation is realized by 1-dimensional filter. Then, the two filters are combined into a 3-dimensional filter to complete the detailed dimension space target positioning. Finally, we analyze the effect of scale factor on the tracking speed, centre location error, distance precision and overlap precision to obtain the optimized value. Experiments are performed on the data set OTB-2015, and the optimized value of target tracking scale parameters are acquired.

Key words: computer vision, target tracking, correlation filtering, scale estimation, parameter optimization

人眼可以在一段时间内比较轻松地跟住某个特定目标.然而对机器而言,这一任务并不简单^[1].目标跟踪一直以来是计算机视觉的热门研究领域^[2],也是计算机视觉领域深入分析和研究的基础.而目标跟踪的研究重点正是对视频序列中特定运动目标有效、鲁棒的跟踪^[3].

视觉目标跟踪问题涉及到在图像序列的每一帧中估计匹配视觉目标的位置^[4-5].近年来,该问题已经取得了显著进展^[6-7],尽管如此,仍然面临着几大难点,包括外观变形、光照变化、快速运动、运动模糊、背景相似干扰、平面外旋转、平面内旋转、尺度变化、遮挡和出视野等情况.大多数现有的方法在复杂图像序列中遇到大规模变化时性能较差.

近两年跟踪速度较快的算法有 CN^[11]、KCF^[12]、STC^[13]、ODFS^[14]等. CN 算法在很多复杂情况中都有很好的表现,比如:非刚性形变、光照变化、平面内及出平面旋转、遮挡、运动模糊以及背景杂乱;但它也有短板^[15],比如在快速运动、尺度变化、出视野和低分辨率等情况下的表现不佳. ODFS 算法对遮挡、光照变

收稿日期:2019-06-25.

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(61703196)、福建省自然科学基金项目(2018J01549).

通讯联系人:杨文元,博士,副教授,研究生导师,研究方向:计算机视觉与模式识别. E-mail: yangwycn@163.com

化、姿态变化、陡然运动、运动模糊、背景模糊、旋转和摄像机抖动的视频都有着较好的跟踪效果,但是对刚性形变、低分辨率和尺度变化等图像序列的跟踪效果不理想^[16-17]. 可见,跟踪速度较快的算法,其对于尺度变化在内的问题,处理效果不佳.

基于误差最小平方和滤波器(minimum output sum of squared error filter, MOSSE)^[18]的跟踪算法在求解滤波器时,将图像的灰度特征作为输入项^[19],然而灰度特征不能很好地描述目标的纹理、边缘等形状信息^[15,20]. 在此基础之上, Martin Danelljan 提出基于多尺度空间跟踪(discriminative scale space tracker, DSST)算法,引入多特征融合机制和尺度的改进. 将灰度特征替换为 HOG 特征^[21]并将跟踪分为位置变化和尺度变化两个部分^[11],以达到更好的跟踪精度.

本文构建的二维位置滤波器利用灰度特征和 fHOG 特征^[22]专门用于确定新的一帧中目标所处的位置^[11];一维尺度滤波器利用 33 个不同尺度样本的 fHOG 特征串联成 33 层金字塔特征,专门用于尺度评估;三维滤波器实现最终的目标定位,处理目标跟踪中的位置和尺度变化问题. 而后针对目标跟踪算法中的多尺度参数——尺度因子进行优化,以寻求更高的跟踪速度和精度. 算法涉及到的参数主要有正则化参数 λ 、期望相关输出标准差、比例过滤器、过滤器尺寸 $M \times N$ 、尺度级别 S 、学习速率 η 以及尺度因子 a 等. 以步长 0.02 修改尺度因子的取值,记录各取值对应的输出指标,得到优化曲线. 验证该参数对 OTB-2015 数据集中不同标注的视频的可用取值范围,体现该参数对跟踪速度和精度的影响.

1 相关工作

在 2010 年 CVPR, David S Bolme^[18]首次将相关滤波用在跟踪领域,提出 MOSSE 算法,该方法通过首帧目标训练而得. 基于该滤波器的跟踪算法对目标的光照、尺度、姿态变化和非刚性形变有很好的鲁棒性,同时实现极快的跟踪速度^[23]. 而当目标发生遮挡时,根据 PSR 值判断目标跟踪是否失败,以决定是否更新滤波器参数,以便目标再次出现在视野中时,再次跟上目标. 本节介绍了相关滤波跟踪的原理及其改进算法.

1.1 相关滤波跟踪

MOSSE 算法^[18]对目标的光照、尺度、姿态变化和非刚性形变有很好的鲁棒性^[24]. 它使用其构造的滤波模板 h 与图像序列帧中的目标框区域 f 做卷积运算^[25] $g=f*h$, g 为得到的响应输出,以此来确定目标在新一帧中的位置. 对输入图像进行二维快速傅里叶变换^[20] $F=F(f)$, 模板 h 的变换为 $H=F(h)$. 由傅里叶变换的性质可知,上述卷积运算可以转换为傅里叶频域的点乘运算^[26].

$$G=F \odot H^*. \quad (1)$$

时空域的卷积运算转化为频域的点乘运算,将有助于提高运算速度^[24]. MOSSE 算法初始需要一组训练图像和期望的训练输出^[27],然后用滤波模板与图像序列做卷积运算来确定目标的位置^[18]. 故滤波模板 H 由式(2)得出:

$$H_t^* = \frac{G_t}{F_t}. \quad (2)$$

式(2)计算的滤波模板^[28]是针对单独一帧图像的,而实际情况中,滤波模板需要适应整个图像^[18]序列. MOSSE 滤波的思想是基于视频序列的每一帧图像期望输出和实际输出的平方和误差最小,其将相关滤波概念应用到目标跟踪算法^[5]的理论依据是基于训练样本的最小二乘误差即:

$$\min_{H^*} = \sum_{t=1}^m |H^* \odot F_t - G_t|^2. \quad (3)$$

所以上述流程中基于首帧图像的目标仿射变换得到的多个样本和对应各样本的期望输出都是用于求解和训练滤波器参数的^[26],上式的求解则是在频域中的求导后置 0 得到闭式解:

$$H^* = \frac{\sum_t F_t \odot G_t^*}{\sum_t F_t \odot F_t^*}. \quad (4)$$

1.2 MOSSE 滤波的在线更新

在跟踪过程中,目标可能会产生外观变化,如光照、翻转及遮挡、尺度变换和形态变化^[18]. 滤波器必须

快速更新以适应目标的各种变化, MOSSE 滤波器对当前帧进行滤波器更新的公式为:

$$H_i^* = \frac{A_i}{B_i}, \quad (5)$$

式中, 分子 A_i 是输入图像的期望值与输入图像的卷积, 分母 B_i 表示输入图像的能量谱图.

$$A_i^l = \eta G_i \odot F_i^* + (1-\eta) A_{i-1}, \quad (6a)$$

$$B_i^l = \eta F_i \odot F_i^* + (1-\eta) B_{i-1}. \quad (6b)$$

2 尺度参数优化

本部分设计两个相关滤波器, 二维的位置滤波器使用 HOG 特征以及颜色特征, 专门用于确定新的目标所处的位置. 一维的尺度滤波器专门用于尺度评估. 二者结合为三维滤波器, 用于完成尺度空间的搜索定位, 以最终确定下一帧图像中, 跟踪目标的位置和尺度. 两个滤波器分别实现目标的跟踪和尺度变换. 算法包含正则化参数、期望相关输出标准差、比例过滤器的相关输出、过滤器尺寸、尺度级别、学习速率以及尺度因子几个参数. 本部分着重讨论尺度因子参数的取值对跟踪的速度、中心位置偏移、位置精度和重叠精度的影响, 并根据实验数据, 选取该参数的优化取值.

2.1 位置滤波器

在跟踪的实现过程中, 修改获取最佳模板 H 的准则. 使用 HOG 特征来设计位置滤波器, 并结合通常的图像强度特征. 由于图像的特征是多维度的, 设特征 f 有 d 维, f^l 为其中的第 l 维, l 的取值为 1 到 d , 目标是找到相关滤波器 h 的一个最优解. d 维特征分别包含一个滤波器 h^l . 更新公式为:

$$\varepsilon = \left\| \sum_{l=1}^d h^l * f - g \right\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2, \quad (7)$$

$$H^l = \frac{\bar{G} F^l}{\sum_{k=1}^d \bar{F}^k F^k + \lambda}, \quad (8)$$

其中, 式(7)中 λ 表示正则项的系数, 上标表示特征的第 l 维. 在频域中求解得到式(8), 式(8)中 λ 的作用是避免出现分母为零.

最小化所有训练块的输出误差可求得最优滤波器. 然而, 却需要对每像素求解 $d \times d$ 线性方程组, 这将耗费大量时间用于计算. 所以, 将式(8)中相关滤波器 H^l 的分子 A_i^l 和分母 B_i^l 分别更新以得到可靠的相似结果:

$$A_i^l = \eta \bar{G}_i F_i^l + (1-\eta) A_{i-1}^l, \quad (9a)$$

$$B_i^l = \eta \sum_{k=1}^d \bar{F}_k^l F_k^l + (1-\eta) B_{i-1}^l. \quad (9b)$$

在这里, η 是学习速率参数. 提取特征向量的矩形区域 Z 的 HOG 特征图来训练位置滤波器. 式(10)计算每一维特征的相关得分 y .

$$y = F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{l=1}^d \bar{A}^l Z^l}{B + \lambda} \right\}, \quad (10)$$

目标新一帧的位置通过 y 的最大得分求得. 下面介绍基于尺度空间相关滤波器的位置-尺度联合跟踪方法.

2.2 快速尺度空间跟踪

得到目标的新位置后, 首先, 和位置滤波器的方法一样, 以跟踪目标的当前位置为中心, 抽取 33 个不同尺度的矩形区域; 然后, 由此计算得到一个大小为 $M \times N \times S$ 的特征立方体; 最后利用一维尺度滤波器来精确地评估目标当前的尺度. 用于尺度评估的目标样本尺寸选择原则为:

$$a^n P \times a^n R, \quad n \in \left\{ \left\lfloor -\frac{S-1}{2} \right\rfloor \cdots \left\lfloor \frac{S-1}{2} \right\rfloor \right\}, \quad (11)$$

式中, S 表示尺度滤波器的长度, 也就是尺度的总级数, n 的取值范围由 S 决定; P 和 R 分别表示跟踪目标在上一帧的宽和高, a 为尺度因子, a 的取值影响着尺度选择的步长. 由于尺度系数为指数函数, 当 $a > 1$

时,指数函数是增函数,且对于 n 的负数取值非常平坦,对于 n 的正数取值迅速攀升,在 n 等于 0 的时候, a^n 等于 1. 当 $0 < a < 1$ 时,指数函数单调递减,且对于 n 的负数取值迅速攀升,对于 n 的正数取值非常平坦. 所以取得的 33 种尺度并不是简单的线性增长. 当 a 取值大于 1 时,随着尺度级的增加,尺度选择的步长逐渐减小,即此时在目标中较大的尺度中选取较稀疏的样本,进行粗检测,较小的尺度中选取较密集的样本,进行细检测. 当 a 取值小于 1 时,情况相反,随着尺度级的增加,尺度选择的步长逐渐增大,即此时在较大的尺度中选取较密集的样本,选择细检测,在较小的尺度中选取较稀疏的样本,进行粗检测.

如图 1 所示,在位置滤波器方面,根据图像信息和高斯函数训练得到的滤波器模板以及上一帧目标位置的采集样本获得响应输出,取响应最大值作为当前帧目标的位置. 为了持续的跟踪住目标,需要更新滤波器和图像并循环执行整个过程. 在尺度滤波器方面,在求得的目标位置中获取 33 个不同尺度的候选框,用尺度滤波器处理求得新的目标尺度. 最后需要更新三维尺度空间相关滤波器,由目标框内区域计算得到一个大小为 $M \times N \times S$ 的特征金字塔,以此金字塔的中心位置和金字塔的中间尺度级得到目标当前的中心位置和尺度,用此特征金字塔训练更新三维尺度空间相关滤波器.

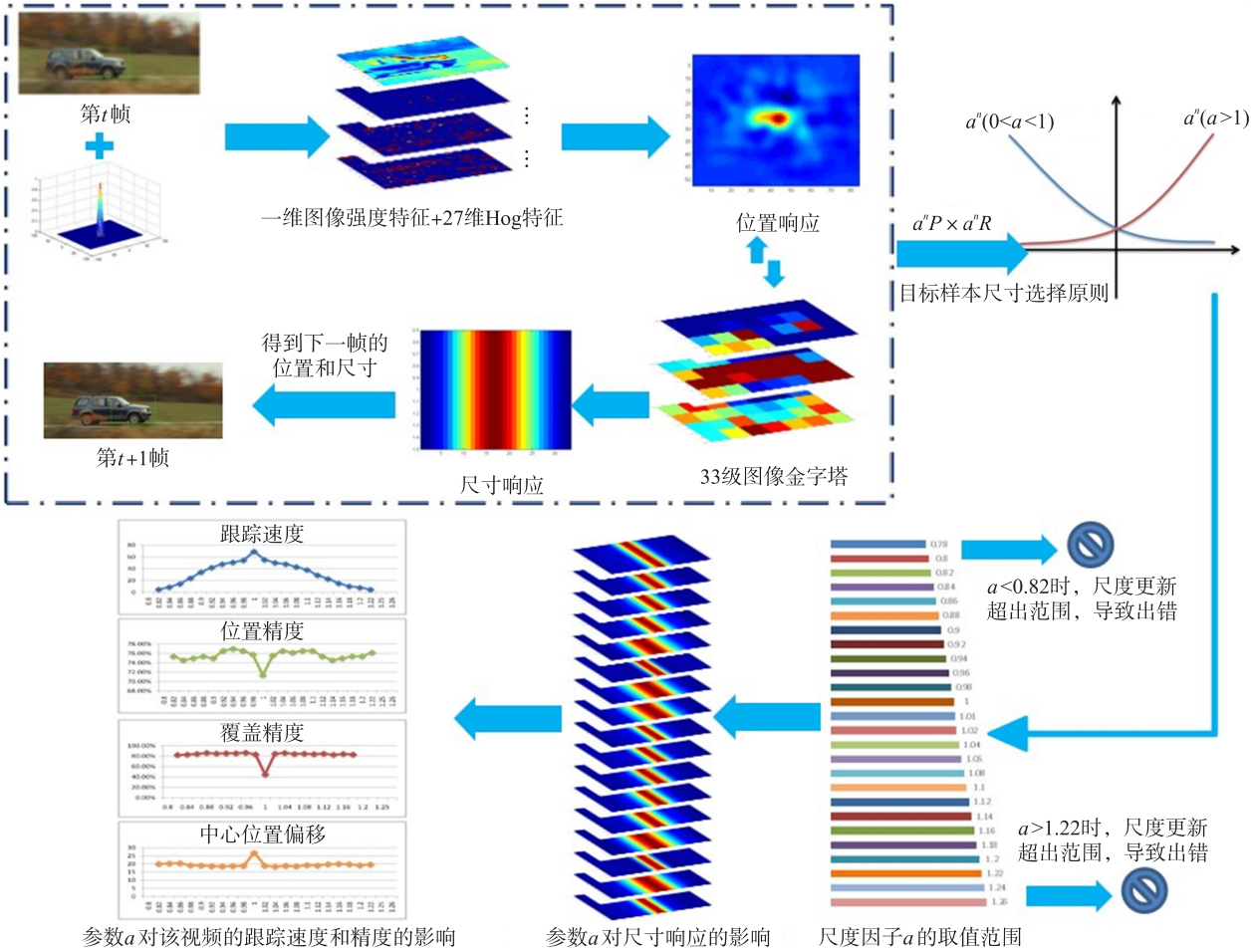


图 1 尺度参数优化框图

Fig. 1 Diagram of Scale parameter optimization

算法:尺度因子参数优化算法

输入:

图像序列 I , 第一帧的目标位置 P_1 , 尺度因子 a 等相关参数.

输出:

由尺度因子 a 的不同取值所得到的速度和精度等各项评价指标.

位置判断:

- 1: 从第 t 帧图像 I_t 的上一帧目标位置 P_{t-1} 和尺度 S_{t-1} 中提取位移样本 Z_{trans} ;
- 2: 使用 Z_{trans} , 位移模型 A_{t-1}^{trans} , B_{t-1}^{trans} 计算位移相关性 Y_{trans} ;

- 3:目标新位置 P_t 对应 Y_{trans} 取最大值时的样本;
- 尺度判断:
- 4:从 I_t 的目标新位置 P_t 和上一帧的目标尺度 S_{t-1} 中提取尺度样本 Z_{scale} ;
- 5:使用 Z_{scale} , 尺度模型 $A_{t-1}^{scale}, B_{t-1}^{scale}$ 计算尺度相关性 Y_{scale} ;
- 6:用 Y_{scale} 的最大值更新目标尺度 S_t . 目标的新位置 P_t 对应 Y_{trans} 取最大值时的样本;
- 参数选取:
- 7:输入参数 a 的值;
- 8:若出错,则记录并重新定义初始值;
- 9:若正常运行,则记录该取值所对应的跟踪速度和精度等各项评价指标;
- 10:参数值增加 0.02,至第 7 步处迭代;
- 参数优化取值:
- 11:统计每次迭代得到的速度和精度等指标;
- 12:对比分析,从中选取最优参数取值.
- 返回:由尺度因子不同取值所得到的速度和精度等各项指标.

3 实验结果及分析

针对尺度因子参数 a ,以 0.02 为步长,逐个记录尺度因子的不同取值对于目标跟踪的速度、中心位置出错帧数(centre location error, CLE)、位置精度(distance precision, DP)以及重叠精度(overlap precision, OP)^[8]的影响.实验表明, a 的取值对于上述因素均有不同程度的影响.

实验在 Matlab 2018b 中进行,操作系统为 Windows 7 64 位;CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-3770 CPU@ 3.40 GHz;内存为 16.0 GB.

3.1 数据集及评估方法

实验使用的数据集为 OTB-2015. 该数据集包含 100 个彩色或灰度图像序列,涉及到目标跟踪的 11 个属性,包括遮挡、形变、光照变化、尺度变化、运动模糊、快速运动、平面内旋转、平面外旋转、出视野、低像素以及背景干扰. 每个图像序列都对应着两个或多个属性.

依据视频目标跟踪评估方法^[8],首先对全部 100 个视频进行实验,记录尺度因子 a 的变化所导致的速度和精度等各项评价指标值,分别做出分析图表. 其次,针对标注尺度变化属性的 28 个序列再次实验,以检测该参数对除了尺度变化,还加入了快速运动、光照变化、背景杂波和遮挡等复杂问题的跟踪效果. 最后,利用实验中所记录的跟踪速度、CLE、OP 和 DP 给出实验结果,以分析尺度因子 a 的取值范围和最优值. 最后,选取其中 8 个具代表性序列的中心位置误差、距离精度、重叠精度和跟踪速度来展示实验结果.

3.2 参数设置

实验中,除了尺度因子,其余参数做如下设置:正则化参数设置为 $\lambda = 0.01$;期望相关输出标准差为目标大小的 1/16;比例过滤器的相关输出为 1.5;过滤器尺寸 $M \times N$ 设置为初始目标大小的两倍;尺度级别 $S=33$;学习速率设置为 $\eta=0.025$.

尺度因子的取值范围原定在 0.8~1.3 之间,以 0.02 为步长,计划分别对输入的视频进行实验,以取得输出结果. 但不同的视频,允许的取值范围有所区别,所以,下列图表中仅选择 0.88~1.14 之间,具有参考价值的实验数据.

跟踪速度是指算法在处理视频序列时,每秒处理的帧数. 如图 2 所示,在跟踪速度方面,所有视频均在尺度因子参数 a 的取值小于 1 时递增,取值大于 1 时递减. 该参数对于单纯尺度变化的视频,诸如 RedTeam、Vase 和 Dog1 等影响不大,曲线波动较为平缓. 对于 CarScale 这类伴随尺度变化的快速运动加遮挡问题的视频、变化的坡度较大,并在 $a=1$ 时出现极点. 另外,本算法在处理单纯尺度问题时,跟踪速度较快,比如 RedTeam 的跟踪速度可达 88.9 FPS,而模糊问题如 Blurboddy,速度只有 4.4 FPS.

位置精度通过计算视频序列中心位置误差小于阈值为 20 像素的帧的相对数量而得^[18]. 由图 3 可知,在位置精度方面,尺度因子的取值对于包括但不限于 Redteam、Dog1 的尺度变化平缓的视频几乎没有影响,少数视频全程均表现出 100%的精度,图中表示 Redteam、Dog1 的两条折线重叠在 100%的横线上. 而加入了快速移动等较复杂尺度问题的视频序列,如 CarScale、Vase,虽然位置精度没有达到 100%,但也都

很平稳. 其中参数 a 取值 1 时, 尺度选择公式为非指数函数, 该点有波动属于正常现象. 对于环境复杂的情况波动最大, 例如, 在视频 Basketball 中, 尺度因子取值为 1.02 的位置精度为 82.3%, 而取值 1.06 则突然降到了 1.2%. 对于遮挡和跟踪目标超出视野的视频序列, 普遍表现出位置精度低, 如视频 Bird, 精度指标一直在 20% 上下.

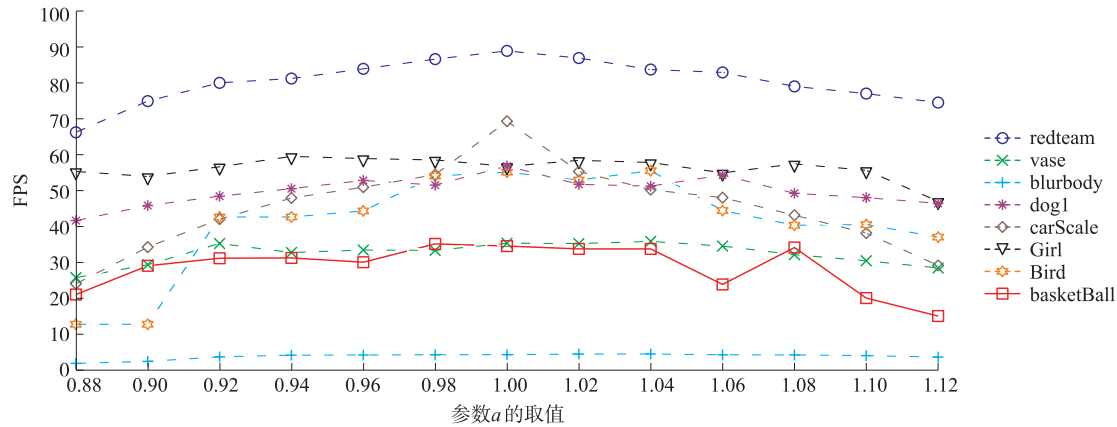


图 2 跟踪速度对比图

Fig. 2 Comparison of tracking speed

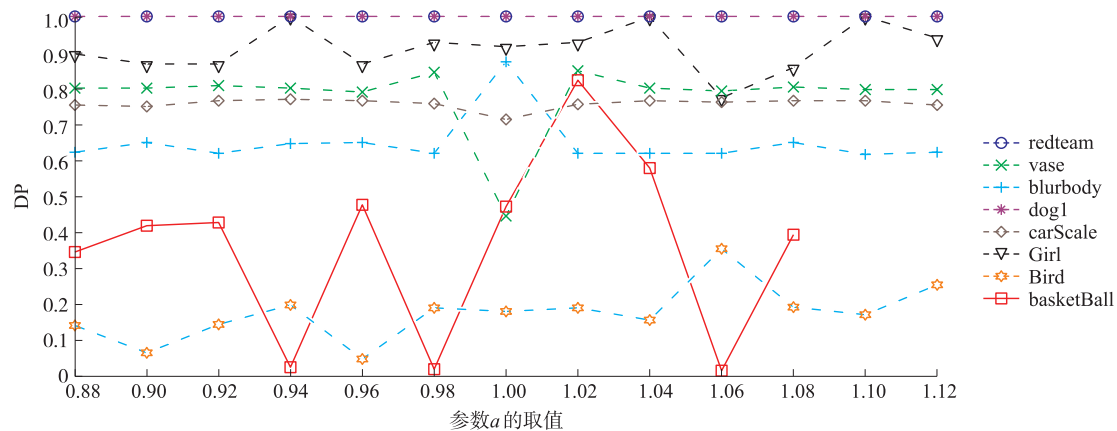


图 3 位置精度对比图

Fig. 3 Comparison of DP

重叠精度通过计算帧的边界框重叠的比例超过 0.5 的阈值得出^[18]. 由于 a 是指数函数, 取值为 1 的时候表现非指数特性, 所以大部分视频在此处表现出较大的波动. 图 4 展现的重叠精度指标和位置精度一样, 也体现出对于尺度问题视频的优越性. 对于尺度变化平缓的视频, 如 Redteam、Dog1 的重叠精度大都接近 100%. 包含模糊和快速移动等尺度问题的视频序列, 如 CarScale、Blurbody 和 Vase, 表现也比较平

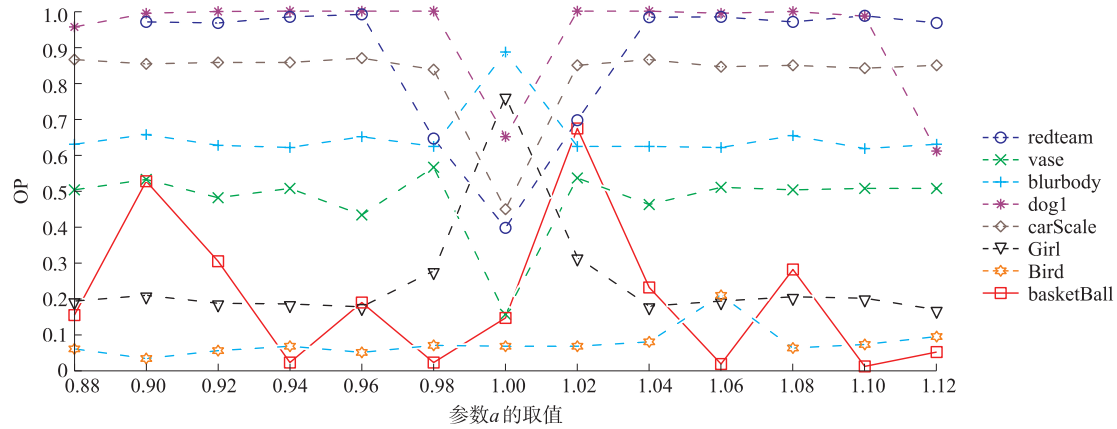


图 4 重叠精度对比图

Fig. 4 Comparison of OP

稳. 在诸如视频 Girl 这类包含旋转等问题的视频,重叠精度较低,基本在 20% 上下波动. 当 a 的取值为 1.14 和 1.18 时表现出不稳定性,达到 80% 和 100%. 而对于目标变形、遮挡及背景复杂等复杂情况视频,如 Basketball 则波动剧烈,在 0.94、0.98、1.06 处的重叠精度几乎为零.

中心位置偏移是指目标实际中心位置与目标估计中心位置之间的平均欧式距离^[18,24]. 尺度因子对于中心位置偏移值的影响则比较明显. 从图 5(a) 看出,参数 a 对于较单纯的尺度问题视频序列,中心位置偏移量都比较低,除了 carScale 和 Vase 在 a 取值为 1 时出现峰值,其余都在 20% 以内. 图 5(b) 展示了参数 a 对于复杂问题的视频序列的中心位置偏移指标的影响情况. 以 Blurbody, Bird 和 Basketball 为代表的视频,该项实验数据在 29~413 之间大幅波动.

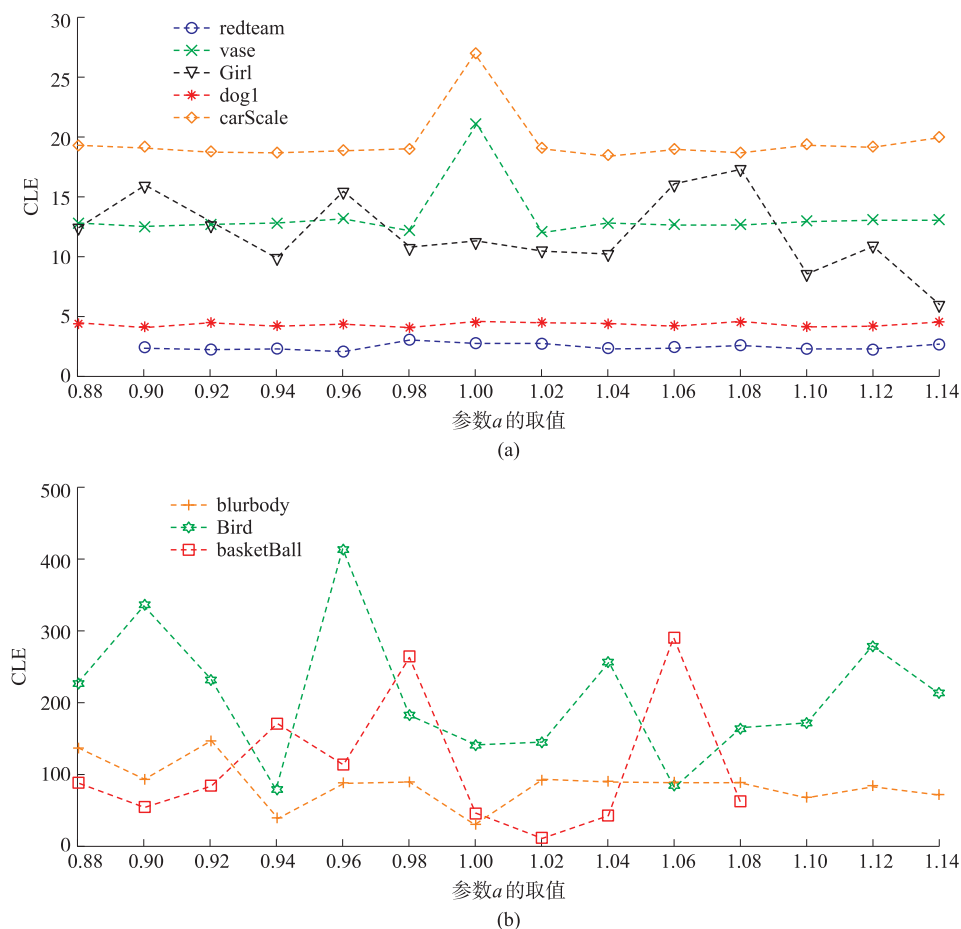


图 5 中心位置偏移值

Fig. 5 Comparison of CLE

综上所述,参数 a 决定了对每一帧图像的目标进行尺度估计时,如何选取 33 个不同尺度的目标样本. 为了验证尺度因子 a 对尺度检测的影响,在 0.88~1.14 之间,每隔 0.02 作一个取值,分别输出不同取值对应输出的跟踪速度、位置精度、重叠精度以及中心位置偏移量. 由于该公式是指数函数,参数 a 是底数,所以它的取值是否大于 1 决定着尺度选择的增减性,也同时决定着尺度检测的粗细. 由于不同视频的跟踪框位置和大小都不相同,所以导致跟踪框超出合法范围的 a 的取值也略有不同,无法规定统一的取值范围. 所以算法中对不同视频分别循环改变该参数的数值,发现以数字 1 为中心,当 a 的取值越小或越大时,目标跟踪的效果都越不稳定. 当 a 取值 1 时,尺度选择公式不再是指数函数,跟踪效果在此处有较大波动. 最终验证,当 a 取 1.02 时,跟踪效果最好.

4 结语

本文构建了两个相关滤波器,处理位移和尺度变换问题,分析算法中尺度因子参数的有效取值范围,并统计该参数的不同取值对跟踪中的速度、中心位置偏移、位置精度和重叠精度的影响. 绘制曲线图以展

示实验结果. 实验结果表明,算法在处理非尺度问题视频存在不稳定性. 下一步将进一步结合颜色特征,以使其在处理快速运动和出视野等复杂问题的视频时,能有更高的鲁棒性.

[参考文献]

- [1] 毕笃彦,库涛,查宇飞,等. 基于颜色属性直方图的尺度目标跟踪算法研究[J]. 电子与信息学报,2016,38(5):1099-1106.
- [2] 蔡念,周杨,刘根,等. 鲁棒主成分分析的运动目标检测综述[J]. 中国图象图形学报,2018,21(10):1265-1275.
- [3] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE transactions on pattern analysis machine intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [4] YUE Z, NARASIMHA L, PRAMOD T, et al. A robust real-time object detection and tracking system.[J]. Proceedings of SPIE—the international society for optical engineering, 2008, 6971:697108-1-697108-9.
- [5] ROYER L, KRUPA A, DARDENNE G, et al. Real-time target tracking of soft tissues in 3D ultrasound images based on robust visual information and mechanical simulation[J]. Medical image analysis, 2017, 35:582-598.
- [6] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[M]. Computer Vision; ECCV 2012. Berlin Heidelberg; Springer, 2012.
- [7] 高文,朱明,贺柏根,等. 目标跟踪技术综述.[J]. 中国光学, 2014, 7(3):365-375.
- [8] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]//The IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR), Portland, 2013: 2411-2418.
- [9] WU J, LI J, XIAO C, et al. Real-time robust algorithm for circle object detection:[C]//International Conference for Young Computer Scientists (ICYCS). Zhangjiajie, China. 2008:1722-1727.
- [10] 陈旭,孟朝晖. 基于深度学习的目标视频跟踪算法综述[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(1):1-9.
- [11] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBURG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Columbus, OH, USA. 2014:1090-1097.
- [12] GUAN M, LI Z, HE R, et al. High speed tracking with a fourier domain kernelized correlation filter[J]. arXiv preprint arXiv: 03236, 2018.
- [13] ZHANG K, ZHANG L, LIU Q, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning[J]. European Conference on Computer Vision (ECCV), Zurich, Switzerland, 2014:127-141.
- [14] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time object tracking via online discriminative feature selection[J]. IEEE transactions on image processing, 2013, 22(12):4664-4677.
- [15] DING Z, LIU Y, LIU J, et al. Adaptive interacting multiple model algorithm based on information-weighted consensus for maneuvering target tracking[J]. Sensors, 2018, 18(7):2012-2021.
- [16] ZHANG T Z, XU C S, YANG M H. Multi-task correlation particle filter for robust object tracking[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA, 2017:4335-4343.
- [17] 瞿中,赵从梅. 一种抗遮挡的自适应尺度目标跟踪算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(4):296-300.
- [18] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, CA, USA, 2010: 2544-2550.
- [19] 纪纲,高富东,范加利. 基于改进的 MOSSE 相关滤波的目标跟踪[J]. 计算机测量与控制, 2018, 237(6):244-247.
- [20] ZHANG D, MAEI H, WANG X, et al. Deep reinforcement learning for visual object tracking in videos[J]. arXiv preprint arXiv: 08936, 2017.
- [21] LI C, LIU X, SU X, et al. Robust kernelized correlation filter with scale adaption for real-time single object tracking[J]. Journal of real-time image processing, 2018, 15(4):583-596.
- [22] CEHOVIN L, LEONARDIS A, KRISTAN M. Visual object tracking performance measures revisited[J]. IEEE transactions on image processing a publication of the IEEE signal processing society, 2016, 25(3):1261-1272.
- [23] 张雷,王延杰,孙宏海,等. 采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2):448-459.
- [24] ZHANG X, WANG Z, XIA G, et al. Accurate object tracking by combining correlation filters and keypoints[C]//International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Vancouver, BC, Canada, 2016:2522-2525.
- [25] YANG R, WEI Z. Real-time visual tracking through fusion features[J]. Sensors, 2016, 16(7):949-958.
- [26] 李远状,韩彦芳,于书盼. 一种核相关滤波器的多尺度目标跟踪方法[J]. 电子科技, 2018, 31(10):5-9.
- [27] 陈倩茹,刘日升,樊鑫. 多相关滤波自适应融合的鲁棒目标跟踪.[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(2):269-276.
- [28] ZHANG T, XU C S, YANG M H. Learning multi-task correlation particle filters for visual tracking[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 41(99):365-378.

[责任编辑:顾晓天]